

基于 MS - YOLO v7 的多尺度稻飞虱识别分类方法

刘双喜^{1,2} 刘思涛¹ 屈慧星³ 王刘西航¹ 胡宪亮⁴ 许增海⁵

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 山东省农业装备智能化工程实验室, 泰安 271018;
3. 山东省农业机械科学研究院, 济南 250100; 4. 济南祥辰科技有限公司, 济南 251400;
5. 济阳区农业农村局, 济南 251400)

摘要: 智能虫情测报灯下害虫的精准识别和分类是实现稻田虫情预警的前提,为解决水稻害虫图像识别过程中存在分布密集、体态微小、易受背景干扰等造成识别精度不高的问题,提出了一种基于 MS - YOLO v7 (Multi - Scale - YOLO v7)轻量化稻飞虱识别分类方法。首先,采用稻飞虱害虫诱捕装置搭建稻飞虱害虫采集平台,获取的稻飞虱图像构成 ImageNet 数据集。然后,MS - YOLO v7 目标检测算法采用 GhostConv 轻量卷积作为主干网络,减小模型运行的参数量;在 Neck 部分加入 CBAM 注意力机制模块,有效强调稻飞虱区别度较高的特征通道,抑制沉冗无用特征,准确提取稻飞虱图像中的关键特征,动态调整特征图中不同通道的权重;将 SPPCSPS 空间金字塔池化模块替换 SPPFS 金字塔池化模块,提高网络模型对各分类样本的特征提取能力;同时将 YOLO v7 模型中的 SiLU 激活函数替换为 Mish 激活函数,增强网络的非线性表达能力。试验结果表明,改进后的 MS - YOLO v7 在测试集上的模型平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 为 95.7%,精确率 (Precision) 为 96.4%,召回率 (Recall) 为 94.2%,与 Faster R - CNN、SSD、YOLO v5、YOLO v7 网络模型相比 mAP 分别提高 2.1、3.4、2.3、1.6 个百分点, F1 值分别提高 2.7、4.1、2.5、1.4 个百分点。改进后的模型内存占用量、参数量、浮点运算数分别为 63.7 MB、 2.85×10^7 、 7.84×10^{10} ,相比 YOLO v7 模型分别缩减 12.5%、21.7%、25.4%,MS - YOLO v7 网络模型对稻飞虱种间害虫均能实现高精度的识别与分类,具有较好的鲁棒性,可为稻田早期稻飞虱虫情预警提供技术支持。

关键词: 稻飞虱; 图像识别; 机器学习; 目标检测; 分类; YOLO v7

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2023) S1-0212-10

Multi-scale Rice Planthopper Image Recognition and Classification
Based on Lightweight MS - YOLO v7

LIU Shuangxi^{1,2} LIU Sitao¹ QU Huixing³ WANG Liuxihang¹ HU Xianliang⁴ XU Zenghai⁵

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. Shandong Intelligent Engineering Laboratory of Agricultural Equipment, Taian 271018, China
3. Shandong Academy of Agricultural Machinery, Ji'nan 250100, China
4. Jinan Xiangchen Technology Co., Ltd., Ji'nan 251400, China
5. Agricultural and Rural Affairs Bureau, Jiyang District, Ji'nan 251400, China)

Abstract: Accurate identification and classification of pests under intelligent insect monitoring and reporting lights are the prerequisite for realizing early warning of rice insect situation. In order to solve the problems in image recognition of rice pests, such as dense distribution, small body size and susceptibility to background interference, the recognition accuracy is not high. A lightweight MS - YOLO v7 (Multi - Scale - YOLO v7) based classification method for rice fly identification was proposed. Firstly, a rice planthopper pest collection platform was built with a migratory pest trapping device, and the images of rice planthopper were obtained to form the ImageNet dataset. Then the MS - YOLO v7 object detection algorithm used GhostConv lightweight convolution as the backbone network to reduce the number of parameters for model operation. CBAM attention mechanism module was added to Neck to effectively emphasize the highly differentiated feature channels of rice planthopper, suppress redundant and useless features, accurately extract key features of rice planthopper images, and dynamically adjust the weights of

different channels in the feature map. SPPCSPS spatial pyramid module was replaced by SPPFS pyramid module to improve the feature extraction ability of the network model. At the same time, SiLU activation function was replaced by Mish activation function in YOLO v7 model to enhance the nonlinear ability of the network. The test results showed that the mean average precision (mAP), precision (96.4%) and recall (94.2%) of the improved MS-YOLO v7 on the test set were 95.7%, 96.4% and 94.2%, respectively. Compared with that of Faster R-CNN, SSD, YOLO v5 and YOLO v7 network models, mAP was improved by 2.1 percentage points, 3.4 percentage points, 2.3 percentage points and 1.6 percentage points, respectively, and the balance score F1 was improved by 2.7 percentage points, 4.1 percentage points, 2.5 percentage points and 1.4 percentage points, respectively. The memory occupation, number of parameters, and number of floating-point operations of the improved model were 63.7 MB, 2.85×10^7 , and 7.84×10^{10} , respectively, which were scaled down by 12.5%, 21.7%, and 25.4% compared with that of the YOLO v7 model. The MS-YOLO v7 network model can realize high-precision identification and classification of interspecific pests of rice fly, with good robustness, and it can be used to realize the technical support for early warning of rice fly pest in paddy fields.

Key words: rice planthopper; image recognition; machine learning; target detection; classification; YOLO v7

0 引言

稻飞虱是危害水稻产量的重要害虫,包括灰飞虱、白背飞虱和褐飞虱。由于稻飞虱具有迁飞能力,其种类和数量会随着季节和地域的变化而变化。灰飞虱主要在水稻插秧至拔节孕穗期前危害水稻,导致水稻植株因汁液丧失而出现黄叶、枯死;白背飞虱迁入一般早于褐飞虱,主要在水稻孕穗期危害水稻,会影响抽穗及籽粒灌浆,导致空秕粒^[1-3]。因此,准确识别不同种类的稻飞虱及其种群数量,对于精准预测水稻虫情,及时采取虫害防治措施,保障水稻安全生产具有重要意义。

水稻虫情测报是保障水稻安全生产的重要环节,为实现虫情测报自动化,稻飞虱图像识别成为近几年的研究热点。RAHMAN 等^[4]提出堆叠 CNN 架构,利用两阶段训练来显著减小模型的大小,该方法对水稻虫害识别准确率达到 95%,同时与 VGG16 相比,模型尺寸缩小 98%。SARIN 等^[5]提出基于颜色和灰度共生矩阵图像特征训练的支持向量机分类方法,对稻飞虱的生长阶段分类精度达 87%。TSAI 等^[6]在 HSV 空间得到矩形 ROI 进行决策分析,采用决策树算法对数据进行分类,得到稻飞虱分类图像。邹修国等^[7-9]基于改进 Hu 矩和遗传神经网络对稻飞虱、水蝇和潜蝇等 80 个样本进行训练和测试的正确识别率达到 90%;采用不变矩提取形状特征值对稻飞虱进行分类识别,Krawtchouk 矩提取稻飞虱形状特征值的识别率达到 91.7%,随后采用改进粒子群算法优化 BP 神经网络,对白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱共 300 个样本进行训练和测试,识别率总体达到 95%。程科等^[10]提出基于 BP 和 PSO 的混合型算法,对稻飞虱图像预处理时采用 HLS 模型实现图

像的灰度转换,结果显示平均正确识别率达到 97%。俞佩仕等^[11]研制稻田飞虱图像采集仪,运用云服务器上的稻飞虱自动识别算法平均检测率为 86.9%,实现稻田飞虱的识别和计数。林相泽等^[12-15]基于 K-SVD 和正交匹配追踪稀疏表示的稻飞虱图像识别分类方法,对稻飞虱和非稻飞虱进行分类,平均分类精度达到 93.7%;利用迁移学习和 Mask R-CNN 对稻飞虱和非稻飞虱的平均识别精度达到 92.3%;利用字典学习和 SSD 算法对不完整的稻飞虱进行识别与分类,识别精度达到 89.3%。尽管上述研究取得了一定成果,但是在识别速度和分类精度方面仍需进一步提高。

因此,为提高稻飞虱图像识别精度和分类速度,本文提出一种基于轻量化 MS-YOLO v7 的多尺度稻飞虱图像识别分类方法。该方法在图像识别过程中采用轻量化网络模型和多尺度特征融合,在保证识别精度的同时,减少模型参数和计算量,提高模型的鲁棒性和泛化能力。

1 材料与方法

1.1 害虫图像采集

在济南祥辰科技有限公司水稻虫情监测点部署山东农业大学和济南祥辰科技有限公司共同研发的微型昆虫自动监测系统和在济南五洲都市农业有限公司黄河水稻种植基地用水稻害虫诱捕器采集稻飞虱图像。

第 1 部分害虫图像在临沂市、济宁市、东营市等水稻虫情监测点使用稻飞虱诱捕装置,将装置安装在水稻田间,校对电池板后开启蓝紫色诱捕光源,选用黄色粘虫板用以区分害虫,通过远程控制系统连通相机,间隔 0.5 h 对粘虫板进行拍照,并在每次拍

摄结束后,步进电机自动控制粘虫板翻转 180°继续进行诱捕采集。稻飞虱诱捕装置如图 1 所示,主要由诱虫灯、摄像头和控制单元构成。

第 2 部分采用水稻害虫诱捕器收集害虫,获取稻飞虱害虫进行现场分类识别,采用得力-15165 型高拍仪拍摄害虫图像,主摄像头为 2.5×10^7 像素定焦镜头,依据在智能虫情测报灯中测得的光照参数,使用同一光敏传感器调节密闭摄影棚中的光照参数,以模拟虫情测报灯的工作环境。设置高拍仪参数亮度为 3,对比度为 8,饱和度为 8,清晰度为 9,伽马为 32,采集的害虫样本如图 2 所示。



图 2 济南五洲黄河水稻种植基地采集害虫样本

Fig. 2 Pest samples collected from Ji'nan Wuzhou Yellow River Rice Planting Base

1.2 害虫图像分割

为提高样本采集效率,本文采用一种基于 Haar-like 特征^[16]和 AdaBoost 学习算法的虫害分割方法,从而得到单体虫害样本。首先,定义边缘特征、线性特征、中心特征和对角线特征为 Haar-like 矩形特征,如图 3 所示。其次,通过 Haar-like 特征提取的

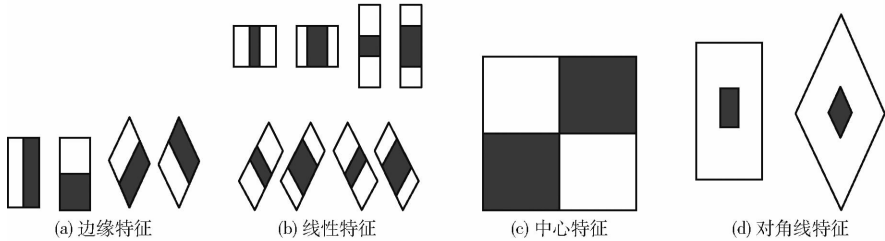


图 3 Haar-like 矩形特征

Fig. 3 Haar-like rectangle features

采用基于 Haar-like 特征的虫害分割方法,将白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱样本作为正样本,并按照比例 1:3 设置负样本数量。然后,对样本进行 Haar-like 特征提取,并将样本归一化到 64 像素×64 像素的尺度上。利用 OpenCV 自带的分类器生成训练集文件,并使用级联训练分类器对样本进行训练,得到 Haar 特征初分割模型。利用 Haar 特征初分割模型对图像进行分割,将虫害从标定板上分割出来。将这些新的虫体分割图像与初始训练集合并,扩充成新的训练集,并再次进行训练,生成新的 Haar 特征分割模型。新的模型用于下一次的分割,从而不断提高分割精度。通过循环迭代的方式,不断优化 Haar 特征分割模型,提高虫害分割的精度。害虫分割效果如图 4 所示。



图 1 稻飞虱诱捕装置

Fig. 1 Rice planthopper trapping device



方式,将这些特征转换为具有可计算性的数值特征。最后,使用 AdaBoost 学习算法,将这些特征组合成一个强分类器,用于进行图像的虫害分割。这样,在采集样本时,只需要对图像进行简单的处理,即可通过强分类器得到单体虫害样本,从而提高样本采集的效率。

1.3 害虫数据集构建

为丰富害虫数据集和更好地提取稻飞虱害虫特征及提高模型的泛化能力,采用数据增强的方式对样本进行扩增,分别对白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱图像进行明暗调节、镜像翻转、高斯噪声、高斯滤波、随机遮挡、随机裁剪和旋转不同角度处理。然后,采用 LabelImg 分别对稻飞虱图像进行标注,构成 ImageNet 数据集。将数据集按照 7:2:1 划分为训练集、测试集和验证集,如表 1 所示。

2 分类算法设计

2.1 MS-YOLO v7 图像识别算法

单阶段的目标检测模型有 YOLO v7^[17-21]、



图 4 害虫分割效果

Fig.4 Pest segmentation effect

表 1 ImageNet 害虫数据集

Tab.1 ImageNet pest data set 幅

害虫种类	标注标签	原始数量	扩增后数量
白背飞虱	WBPH	1 642	6 568
褐飞虱	BPH	1 467	5 868
灰飞虱	SBPH	1 385	5 540

YOLO v5^[22-27]等,本文搭建的 MS-YOLO v7 网络由输入模块、主干网络、头部网络和预测网络组成。MS-YOLO v7 的预处理阶段采用数据增强技术,提高数据多样性。利用自适应锚框计算方法,可以动态地调整锚框的大小和比例,以更好地适应不同尺寸和形状的目标。输入的彩色图像被统一缩放到 640 像素×640 像素,以满足主干网络输入要求。

本文在 YOLO v7 目标检测算法的基础上进行改进和优化,得到基于 MS-YOLO v7 的多尺度稻飞虱图像识别分类方法,MS-YOLO v7 的主干网络由 CBS、ELAN 和 MP1 共 3 部分组成,CBS 模块由 GhostConv 轻量卷积、批量归一化和 Mish 激活函数

组成,采用 GhostConv 轻量卷积作为主干网络,减小模型运行的参数量,同时将 CBS 模块中 SiLU 激活函数替换为 Mish 激活函数,增强网络的非线性表达能力。MS-YOLO v7 模型的头部网络采用了 SPPFS 金字塔池化模块,在同一特征图上进行不同视野的特征提取,增强稻飞虱害虫特征信息的交互性。ELAN-H 是基于 ELAN 融合了多个特征层,进一步增强了对不同种类稻飞虱颜色、纹理和形状的特征提取能力,MP2 块与 MP1 块结构类似,只是对输出通道数进行了微调。MS-YOLO v7 的预测网络采用了 Rep 结构来调整头部网络输出特征的图像通道数,然后应用 1×1 卷积来预测置信度、类别和锚框。改进后的 MS-YOLO v7 是一种快速、准确和灵活的目标检测算法,优化后模型基本结构图如图 5 所示。

2.2 稻飞虱图像识别分类模型构建

2.2.1 CBAM 注意力模块

在目标检测算法中引入 CBAM 注意力模块,可以提高卷积神经网络性能^[28],它由通道注意力模块

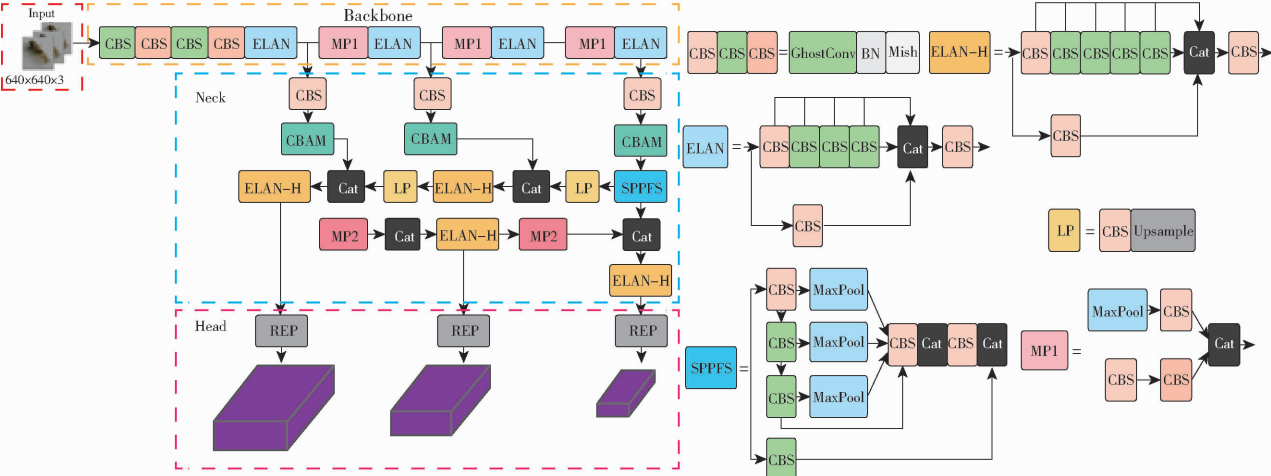


图 5 MS-YOLO v7 网络模型基本结构图

Fig.5 Basic structure diagram of MS-YOLO v7 network model

和空间注意力模块组成。通道注意力模块(CAM)通过对输入的稻飞虱特征图在空间维度上进行全局平均池化和全局最大池化,得到2个通道维度的向量,通过 sigmoid 函数得到最终的通道注意力图。CBAM 将 CAM 和 SAM 依次应用于输入特征图,从而实现对通道和空间两个维度上的注意力调节,有效强调稻飞虱区别度较高的特征通道,抑制沉冗无用特征,准确提取稻飞虱图像中的颜色、形状、纹理等关键特征,动态调整特征图中不同通道的权重。同时,使用自适应平均池化和自适应最大池化来计算通道权重,让网络同时考虑输入稻飞虱图像特征图的平均值和最大值。CBAM 注意力模块在 YOLO v7 中的试验结果表明,它可以较大提高 MS-YOLO v7 在数据集上的 mAP 指标,结构图如图 6 所示。

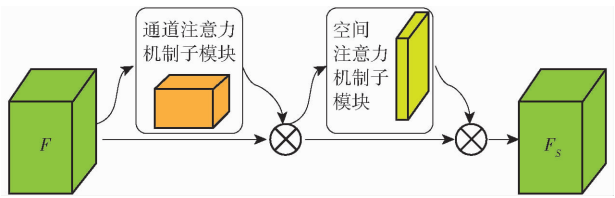


图 6 CBAM 注意力机制模块结构图
Fig. 6 Structure diagram of CBAM attention mechanism module

2.2.2 SPPFS 金字塔池化模块

在目标检测算法中将 SPPCSPS 空间金字塔池化模块替换 SPPFS 空间金字塔池化模块 (Spatial pyramid pooling with feature selective), SPPFS 空间金字塔池化模块是一种结合了空间金字塔池化和特征选择的新型池化模块^[29],它可以帮助 YOLO v7 网络模型更好地处理多尺度特征,提高目标检测的准确性和效率。SPPFS 金字塔池化模块会改变特征图尺寸,自适应地对输入特征进行分块和池化,生成多个尺度的特征表示,提高了模型对白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱的感知能力。引入通道选择机制,根据每个通道的重要性选择不同的特征,以无监督的方式来定位害虫判别性区域,提高了模型的计算效率。帮助 YOLO v7 网络模型更好地捕捉目标的多尺度特征,从而提高目标检测的准确性和鲁棒性,提高模型的计算效率,缩短推理时间。SPPFS 金字塔池化模块

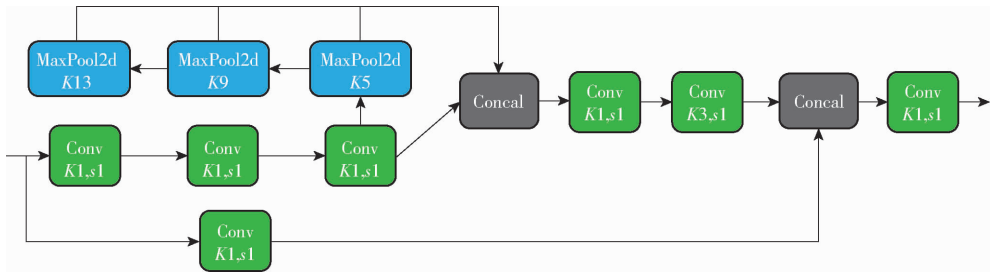


图 7 SPPFS 金字塔池化模块结构图
Fig. 7 SPPFS pyramid pool module structure diagram

具有较强的通用性和可扩展性,尤其在处理多尺度和高维度数据时,有效地提高模型的准确性,SPPFS 金字塔池化模块结构图如图 7 所示, K 表示金字塔池化模块中最大池化窗口或卷积核的大小, s 表示步长。

2.2.3 GhostConv 轻量卷积模块

在目标检测算法中采用 GhostConv 轻量卷积作为主干网络,减小模型运行的参数量。传统的特征提取操作中多个卷积核被堆叠,针对输入特征图的所有通道执行卷积映射,消耗了大量的计算资源。虽然可以产生丰富的特征图,但也不可避免地造成模型运行速度缓慢。针对这种情况,有学者提出了轻量级卷积网络^[30-33],如 ShuffleNet^[34] 和 MobileNet^[35],在一定程度上缓解了臃肿的模型。GhostConv 卷积模块是传统卷积的一个很好的替代方案,如图 8 所示。它使用少量的卷积核提取特征信息,然后使用线性变换来降低非关键特征的学习成本,通过拼接操作来得到输出特征图,可以减少非关键特征的学习成本,同时保留丰富的不同种类稻飞虱特征信息,最后通过级联操作生成相应的特征图。GhostConv 轻量卷积模块可以用少量的卷积核和低成本的线性变换来代替常规卷积,从而降低参数量和计算量,提高 YOLO v7 目标检测算法在对白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱识别分类过程中的速度。

2.2.4 Mish 损失函数

在目标检测算法中将 SiLU 激活函数替换为 Mish 激活函数,增强网络的非线性表达能力。Mish 激活函数可以提高深度神经网络的性能^[36],具有非线性、平滑的特性,可以更好地激活神经元,增强稻飞虱识别分类模型的表达能力和学习能力,避免梯度消失和神经元死亡,提高模型的稳定性和鲁棒性,同时有效地减少模型的计算复杂度和参数量。Mish 激活函数可以更好地捕捉稻飞虱的非线性特征,区分不同虫态的稻飞虱,以及排除非稻飞虱的噪声,提高模型的泛化能力和鲁棒性,加快稻飞虱图像识别分类的速度。在 YOLO v7 网络模型中将原来的激活函数替换为 Mish 激活函数,增强模型的表达能力和学习能力,进一步提高模型的精确性。Mish 激活函数如图 9 所示。

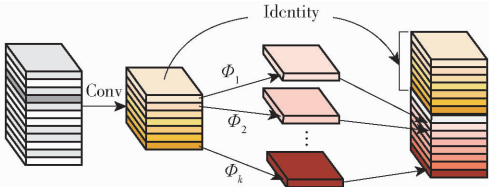


图 8 GhostConv 卷积模块

Fig. 8 GhostConv convolutional module

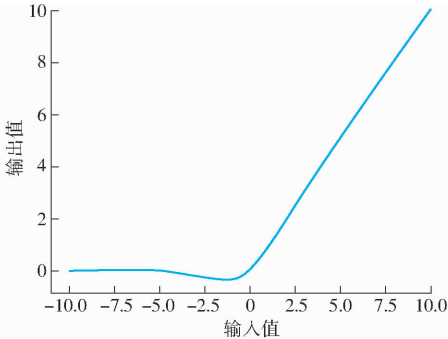


图 9 Mish 激活函数

Fig. 9 Mish activation function

3 试验与结果分析

3.1 试验环境及超参数设置

本文研究模型的训练与测试,在配备 Intel(R) Xeon(R) Silver4210R CPU、2.39 GHz 运行频率、64 GB RAM、GeForce RTX 2080Ti GPU 和 Windows 10(64 位)操作系统的计算机上执行,并配备 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU 进行加速。网络输入尺寸为 640×640×3,迭代次数(Eopch)设置为 200 代,批量大小(batch size)为 8,最大学习率(learning_rate)为 0.02,优化器种类(optimizer_type)设置为随机梯度下降(SGD),权值衰减(weight_decay)参数设置为 5×10⁻⁴,深度学习框架使用 PyTorch 1.7.0,Python 版本为 3.8。

3.2 试验评价指标

为定量评估模型的识别性能,引入平均精度均值(mAP)对识别结果进行评价。mAP 表示各类别害虫的平均精度(AP)的平均值,AP 表示单个类别害虫的识别准确率。其中,AP 表示 P-R 曲线与坐标轴所围面积,精确率(Precision)是指模型检测的害虫种类正确的占比,召回率(Recall)是指模型检测到的所有害虫中目标害虫的比例。

3.3 模型对比试验

3.3.1 不同网络模型对比试验

为验证改进后 MS-YOLO v7 目标检测模型在白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱识别分类的检测精度,引入 Faster R-CNN 两阶段的目标检测模型和 SSD、YOLO v5、YOLO v7 单阶段的目标检测模型,进行对比试验。试验结果表明,本文在 YOLO v7 网络模型

基础上改进 MS-YOLO v7 网络模型与 Faster R-CNN、SSD、YOLO v5、YOLO v7 网络模型相比,mAP 分别提高 2.1、3.4、2.3、1.6 个百分点,F1 值分别提高 2.7、4.1、2.5、1.4 个百分点,这说明 MS-YOLO v7 对于稻飞虱图像识别分类任务有着明显的优势和作用,可以帮助农业生产者快速准确地检测稻飞虱的数量和分布情况,从而采取有效的防治措施,不同模型检测效果对比如表 2 所示。

表 2 不同模型检测效果对比

Tab. 2 Comparison of detection effects of different models

模型	平均精度 均值	精确率	召回率	F1 值
Faster R-CNN	93.6	91.5	93.7	92.6
SSD	92.3	89.4	93.1	91.2
YOLO v5	93.4	93.9	91.7	92.8
YOLO v7	94.1	95.2	92.6	93.9
MS-YOLO v7	95.7	96.4	94.2	95.3

同时,为验证改进的模型可以实现更快的检测速度,以满足硬件部署检测要求,MS-YOLO v7 与 Faster R-CNN、SSD、YOLO v5、YOLO v7 模型在测试数据集上进行了比较。以模型的推理时间、内存占用量、参数数量和浮点运算数作为评价指标,试验结果如表 3 所示。MS-YOLO v7 网络模型采用 GhostConv 轻量卷积,简化了传统卷积的复杂运算,在对白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱的识别分类过程中减少了模型计算复杂度和参数数量,MS-YOLO v7 的浮点运算数达到 7.84×10¹⁰,推理时间为 69.1 ms,与 Faster R-CNN、SSD、YOLO v5、YOLO v7 网络模型浮点运算数相比有较大幅度降低,表明了 MS-YOLO v7 网络模型在大规模图像检测方面的优势。改进后模型内存占用量、参数数量、浮点运算数分别为 63.7 MB、2.85×10⁷、7.84×10¹⁰,相比 YOLO v7 模型分别缩减 12.5%、21.7%、25.4%,既保证检测精度,又实现模型轻量化。

表 3 不同模型参数比较

Tab. 3 Comparison of parameters of different models

模型	推理时 间/ms	内存占用 量/MB	参数数量	浮点运算数
Faster R-CNN	192.2	121.5	1.374×10 ⁸	3.689×10 ¹¹
SSD	90.7	22.1	2.45×10 ⁷	2.732×10 ¹¹
YOLO v5	81.3	15.4	7.20×10 ⁶	8.950×10 ¹⁰
YOLO v7	76.2	72.8	3.64×10 ⁷	1.051×10 ¹¹
MS-YOLO v7	69.1	63.7	2.85×10 ⁷	7.840×10 ¹⁰

3.3.2 不同损失函数对比试验

为进一步验证 Mish 激活函数在识别水稻稻飞

虱害虫种类的优越性,基于 YOLO v7 的框架分别使用 Mish、ReLU 和 PReLU 激活函数进行对比试验。在改进的 MS-YOLO v7 模型中,卷积层用于提取稻飞虱图像特征,全连接层则用于将提取的特征映射到稻飞虱的类别和位置。在卷积层和全连接层的激活函数中,Mish 激活函数可以替代原有的 SiLU 激活函数,作为卷积层和全连接层的激活函数使用,以提高稻飞虱识别分类模型的准确性和稳定性。试验结果显示,Mish 激活函数作用时,平均精度均值为 94.8%,F1 值为 94.7%,均高于其他激活函数作用下的平均精度均值和 F1 值。综上所述,Mish 激活函数相对于其他激活函数,在非线性表达能力、稳定性和适应性等方面有一定的优势,不同损失函数对比试验如表 4 所示。

表 4 不同损失函数对比试验结果

Tab.4 Comparative tests of different loss functions

%		
损失函数	平均精度均值	F1 值
YOLO v7-Mish	94.8	94.7
YOLO v7-ReLU	94.3	94.0
YOLO v7-PReLU	94.5	94.2
YOLO v7-Swish	94.6	94.3

3.3.3 不同注意力机制对比试验

为进一步验证 CBAM 注意力机制模块的性能,在相同的试验条件下,将 SE、SK、BAM 注意力机制模块嵌入到 YOLO v7 的特征提取网络中,通过对每种注意力机制的对比试验,得到网络模型的识别精度。试验结果表明,相比于其他注意力机制模块,在注意力权重计算的效率和准确性、模型参数以及通用性等方面 CBAM 自注意力机制模块都具有一定的优势,使得 YOLO v7-CBAM 模型的平均精度均值和 F1 值相较于 YOLO 模型分别提高 1.1、0.9 个百分点。通过对比试验可知,与其他注意力机制相比,在特征提取网络中融合 CBAM 注意力机制模块平均精度均值最高。究其原因,SE 注意力机制模块利用全局平均池化和 2 个全连接层来生成每个通道的权重;SK 注意力机制模块利用动态选择的卷积核来提高网络的精度;BAM 注意力机制模块利用瓶颈结构来生成每个像素的权重,提升对当前任务有用的特征区域。CBAM 注意力机制模块加入 YOLO v7 中,同时对通道和空间维度进行注意力权重的计算,有利于提取特征的关键点,进一步提高模型准确性。不同注意力机制对比试验结果如表 5 所示。

3.3.4 多源数据集测试试验

为进一步验证本文提出的 MS-YOLO v7 网络

表 5 不同注意力机制对比试验结果

Tab.5 Comparative tests of different attention mechanisms

mechanisms		%
模型	平均精度均值	F1 值
YOLO v7	94.1	93.9
YOLO v7-SE	94.5	94.2
YOLO v7-SK	94.3	94.0
YOLO v7-BAM	95.0	94.3
YOLO v7-CBAM	95.2	94.8

模型在不同害虫数据集上的普适性,采用 IP102 公开自然条件下数据集^[37]进行试验,IP102 数据集是一个用于昆虫害虫识别的大规模基准数据集,包含水稻、玉米、小麦、甜菜等害虫,用于训练和测试基于深度学习的害虫识别和检测模型。选取 IP102 数据集,济南五洲都市农业有限公司实地拍摄水稻植株害虫和微型昆虫自动监测装置拍摄的害虫图像。多源数据集包括白背飞虱、褐飞虱、灰飞虱、二化螟、稻纵卷叶螟等 5 种水稻害虫进行试验验证。水稻害虫数据集如图 10 所示,基础网络模型 YOLO v7 和改进的 MS-YOLO v7 网络模型平均精度均值分别为 79.62% 和 84.23%。

通过试验可知,本文改进的 MS-YOLO v7 网络模型较原始 YOLO v7 网络模型平均精度均值提高 4.61 个百分点。改进后的模型综合了多尺度特征提取、轻量化网络结构和稻飞虱特征优化等技术,提高模型对不同大小和形状的目标的检测能力,有效地提高了稻飞虱图像识别分类的速度,改进的网络模型在不同害虫数据集上具有一定的泛化能力,能够有效提高模型的识别精度。对水稻害虫识别和防治具有重要的实际应用意义,在农业生产中能更好地发现和防控害虫,提高水稻产量。

3.3.5 消融试验

为验证改进后的 MS-YOLO v7 模型不同模块对特征提取网络性能的影响,同时验证各个模块结构的有效性,将改进模型分别与嵌入各个模块的模型以及原始 YOLO v7 模型进行对比试验。在 MS-YOLO v7 模型中进行消融试验,通过逐步替换激活函数、SPPFS 金字塔池化模块、GhostNet 主干网络和 CBAM 注意力机制模块,比较其在平均精度均值上的性能表现,从而探究这些组件对模型特征提取能力、分类能力的影响。试验结果表明,在 YOLO v7 网络模型的基础上代替传统激活函数,模型平均精度均值提高 0.7 个百分点;只引入 CBAM 注意力机制模块,模型平均精度均值提高 1.1 个百分点;只替换 SPPFS 金字塔池化模块,模型平均精度均值提高 0.8 个百分点;当 Mish 激活函数、CBAM 注意力机制

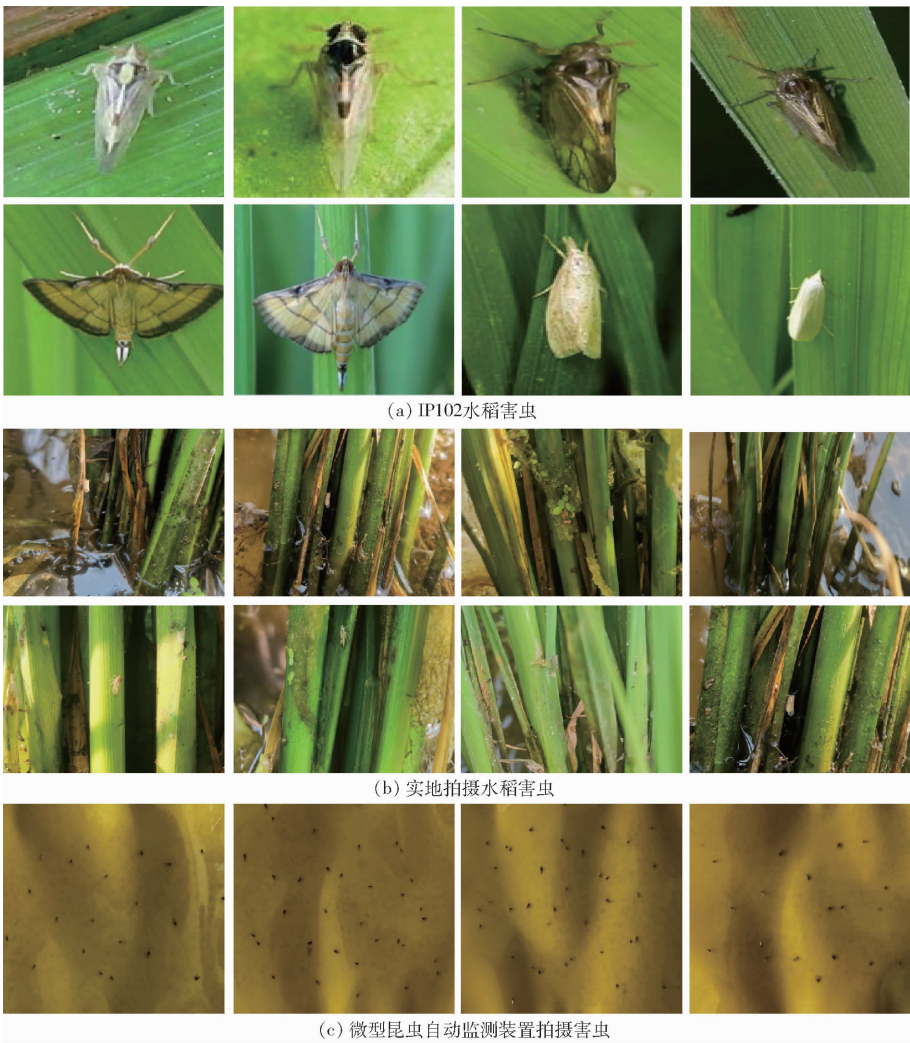


图 10 水稻害虫测试数据集

Fig. 10 Rice pest test data set

模块、SPPFS 金字塔池化模块和 GhostNet 网络同时作用时,模型平均精度均值提升 1.6 个百分点。通过消融试验可知,采用多尺度特征提取、轻量化网络结构和稻飞虱特征优化等技术,可以有效地提高白背飞虱、褐飞虱和灰飞虱图像识别分类的准确率和速度。各个模块对网络性能的影响如表 6 所示。

表 6 各个模块对 YOLO v7 网络性能的影响

Tab. 6 Impact of each module on network performance

Mish	CBAM	SPPFS	GhostNet	平均精度均值/%
				94.1
√				94.8
	√			95.2
		√		94.9
			√	94.6
√	√	√	√	95.7

注：“√”表示在网络中添加该模块。

4 结论

(1)在 YOLO v7 网络模型中插入 CBAM 注意

力机制模块和替换 Mish 激活函数、SPPFS 金字塔池化模块、GhostConv 轻量卷积,将害虫图像输入网络模型进行训练,获得最优网络模型对稻飞虱图像进行识别分类,在测试集上的模型平均精度均值为 95.7%,精确率为 96.4%,召回率为 94.2%,与 Faster R-CNN、SSD、YOLO v5、YOLO v7 网络模型相比 mAP 分别提高 2.1、3.4、2.3、1.6 个百分点,F1 值分别提高 2.7、4.1、2.5、1.4 个百分点。

(2)在 YOLO v7 网络模型中采用 GhostConv 轻量级卷积作为主干网络,减少了 MS-YOLO v7 网络模型的运行参数,改进后模型内存占用量、参数量、浮点运算数分别为 63.7 MB、 2.85×10^7 、 7.84×10^{10} ,相比 YOLO v7 模型分别缩减 12.5%、21.7%、25.4%。MS-YOLO v7 网络模型在稻飞虱分布密集、体态微小等情况下均能实现高精度的识别与分类,具有较好的鲁棒性,可为进一步实现网络模型迁移,部署智能虫情测报平台提供技术支持。

参 考 文 献

- [1] 徐小蓉,唐明,李兆锋,等. 稻飞虱在中国的潜在发生区预测[J]. 贵州师范大学学报(自然科学版),2021,39(6):45-50.
XU Xiaorong, TANG Ming, LI Zhaofeng, et al. Prediction of potential occurrence areas of rice planthopper in China[J]. Journal of Guizhou Normal University (Natural Science Edition), 2021, 39(6):45-50. (in Chinese)
- [2] 罗海英. 浅谈崇明区 2020 年稻飞虱大发生特点、成因及防治对策[J]. 上海农业科技, 2021(3):93-95.
- [3] 刘青梅. 浅谈稻飞虱的发生及防治[J]. 河北农机, 2021(8):15-17.
- [4] RAHMAN C R, ARKO P S, ALI M E, et al. Identification and recognition of rice diseases and pests using convolutional neural networks[J]. Biosystems Engineering, 2020, 194:112-120.
- [5] SARIN W, ITHIPAN M. Mobile-device based image processing for rice brown planthopper classification and outbreak monitoring[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2019, 35(1):15-21.
- [6] TSAI T H, LEE T Y, CHEN P H. The ROI of rice planthopper by image processing[C]//International Conference on Applied System Innovation, 2017:126-129.
- [7] 邹修国,丁为民,刘德营,等. 基于改进 Hu 矩和遗传神经网络的稻飞虱识别系统[J]. 农业机械学报, 2013,44(6):222-226.
ZOU Xiuguo, DING Weimin, LIU Deying, et al. Rice planthopper recognition system based on improved Hu moment and genetic neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(6):222-226. (in Chinese)
- [8] 邹修国,丁为民,刘德营,等. 基于 4 种不变矩和 BP 神经网络的稻飞虱分类[J]. 农业工程学报, 2013,29(18):171-178.
ZOU Xiuguo, DING Weimin, LIU Deying, et al. Classification of rice planthopper based on four invariant moments and BP neural networks[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):171-178. (in Chinese)
- [9] 邹修国,丁为民,陈彩蓉,等. 基于改进灰度共生矩阵和粒子群算法的稻飞虱分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(10):138-144.
ZOU Xiuguo, DING Weimin, CHEN Cairong, et al. Classification of rice planthopper based on improved gray co-occurrence matrix and particle swarm optimization[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10):138-144. (in Chinese)
- [10] 程科,孙玮,高尚. 一种水稻田稻飞虱图像识别的混合算法[J]. 农机化研究, 2015, 37(11):17-21.
CHENG Ke, SUN Wei, GAO Shang. A hybrid algorithm for rice planthopper image recognition in paddy field[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015, 37(11):17-21. (in Chinese)
- [11] 俞佩仕,郭龙军,姚青,等. 基于移动终端的稻田飞虱调查方法[J]. 昆虫学报, 2019, 62(5):615-623.
YU Peishi, GUO Longjun, YAO Qing, et al. Investigation method of rice planthopper based on mobile terminal[J]. Acta Entomologica Sinica, 2019, 62(5):615-623. (in Chinese)
- [12] 林相泽,徐啸,彭吉祥. 基于图像消冗与 CenterNet 的稻飞虱识别分类方法[J]. 农业机械学报, 2022,53(9):270-276,294.
LIN Xiangze, XU Xiao, PENG Jixiang. Identification and classification of rice planthopper based on image elimination and CenterNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9):270-276, 294. (in Chinese)
- [13] 林相泽,朱赛华,张俊媛,等. 基于迁移学习和 Mask R-CNN 的稻飞虱图像分类方法[J]. 农业机械学报, 2019,50(7):201-207.
LIN Xiangze, ZHU Saihua, ZHANG Junyuan, et al. Image classification method of rice planthopper based on transfer learning and Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7):201-207. (in Chinese)
- [14] 林相泽,张俊媛,朱赛华,等. 基于 K-SVD 和正交匹配追踪稀疏表示的稻飞虱图像分类方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19):216-222.
LIN Xiangze, ZHANG Junyuan, ZHU Saihua, et al. Image classification of rice planthopper based on K-SVD and orthogonal matching tracking sparse representation[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19):216-222. (in Chinese)
- [15] 林相泽,张俊媛,徐啸,等. 基于字典学习与 SSD 的不完整昆虫图像稻飞虱识别分类[J]. 农业机械学报, 2021,52(9):165-171.
LIN Xiangze, ZHANG Junyuan, XU Xiao, et al. Recognition and classification of rice planthopper based on incomplete insect images based on dictionary learning and SSD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9):165-171. (in Chinese)
- [16] 王金星,马博,王震,等. 基于改进 Mask R-CNN 的苹果园害虫识别方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(6):253-263,360.
WANG Jinxing, MA Bo, WANG Zhen, et al. Pest identification method in apple orchards based on improved Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):253-263, 360. (in Chinese)
- [17] LIU S, WANG Y, YU Q, et al. CEAM-YOLO v7:improved YOLO v7 based on channel expansion and attention mechanism for driver distraction behavior detection[J]. IEEE Access, 2022, 10:129116-129124.
- [18] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLO v7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12:1659.
- [19] 赵春江,梁雪文,于合龙,等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(7):300-312.
ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged chicken/egg based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):300-312. (in Chinese)
- [20] 宋怀波,马宝玲,尚钰莹,等. 基于 YOLO v7-ECA 模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报, 2023,54(6):233-242.
SONG Huaibo, MA Baoling, SHANG Yuying, et al. Detection of young apple fruits based on YOLO v7-ECA model[J].

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(6):233-242. (in Chinese)

[21] 王小荣,许燕,周建平,等. 基于改进 YOLO v7 的复杂环境下红花采摘识别[J]. 农业工程学报,2023,39(6):169-176.
WANG Xiaorong, XU Yan, ZHOU Jianping, et al. Picking and recognition of safflower in complex environment based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the CSAE,2023,39(6):169-176. (in Chinese)

[22] 李健源,柳春娜,卢晓春,等. 基于改进 YOLO v5s 和 TensorRT 部署的鱼道过鱼监测[J]. 农业机械学报,2022,53(12):314-322.
LI Jianyuan, LIU Chunna, LU Xiaochun, et al. Fish passage monitoring based on improved YOLO v5s and TensorRT deployment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(12):314-322. (in Chinese)

[23] 闫彬,樊攀,王美茸,等. 基于改进 YOLO v5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. 农业机械学报,2022,53(9):28-38,59.
YAN Bin, FAN Pan, WANG Meirong, et al. Real-time recognition of apple picking method of picking robot based on improved YOLO v5m[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(9):28-38,59. (in Chinese)

[24] 范天浩,顾寄南,王文波,等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量化金银花识别方法[J]. 农业工程学报,2023,39(11):192-200.
FAN Tianhao, GU Ji'nan, WANG Wenbo, et al. A lightweight honeysuckle identification method based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the CSAE,2023,39(11):192-200. (in Chinese)

[25] 王政,许兴时,华志新,等. 融合 YOLO v5n 与通道剪枝算法的轻量化奶牛发情行为识别[J]. 农业工程学报,2022,38(23):130-140.
WANG Zheng, XU Xingshi, HUA Zhixin, et al. Recognition of estrus behavior in lightweight dairy cows by combining YOLO v5n and channel pruning algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(23):130-140. (in Chinese)

[26] 杨秋妹,陈森彬,黄一桂,等. 基于改进 YOLO v5n 的猪只盘点算法[J]. 农业机械学报,2023,54(1):251-262.
YANG Qiumei, CHEN Miaobin, HUANG Yigui, et al. Pig inventory algorithm based on improved YOLO v5n [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(1):251-262. (in Chinese)

[27] 孙丰刚,王云露,兰鹏,等. 基于改进 YOLO v5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报,2022,38(11):171-179.
SUN Fenggang, WANG Yunlu, LAN Peng, et al. Apple fruit disease recognition method based on improved YOLO v5s and transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(11):171-179. (in Chinese)

[28] 尚钰莹,张倩如,宋怀波. 基于 YOLO v5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. 农业工程学报,2022,38(9):222-229.
SHANG Yuying, ZHANG Qianru, SONG Huaibo. Application of deep learning based on YOLO v5s in apple flower detection in natural scene[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(9):222-229. (in Chinese)

[29] DEWI C, CHEN A P S, CHRISTANTO H J, et al. Deep learning for highly accurate hand recognition based on YOLO v7 model[J]. Big Data Cogn. Comput., 2023, 7(1):53.

[30] ZHAO L, ZHU M. MS-YOLO v7: YOLO v7 based on multi-scale for object detection on UAV aerial photography[J]. Drones, 2023, 7(3): 188.

[31] 黄小平,冯涛,郭阳阳,等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量级奶牛体况评分方法[J]. 农业机械学报,2023,54(6):287-296.
HUANG Xiaoping, FENG Tao, GUO Yangyang, et al. Body condition scoring method of lightweight dairy cows based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):287-296. (in Chinese)

[32] 李书琴,陈聪,朱彤,等. 基于轻量级残差网络的植物叶片病害识别[J]. 农业机械学报,2022,53(3):243-250.
LI Shuqin, CHEN Cong, ZHU Tong, et al. Plant leaf disease recognition based on lightweight residual network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(3):243-250. (in Chinese)

[33] 杜晓冬,滕光辉,刘慕霖,等. 基于轻量级卷积神经网络的种鸡发声识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(10):271-276.
DU Xiaodong, TENG Guanghui, LIU Mulin, et al. Recognition method of breeding bird's vocalization based on lightweight convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(10):271-276. (in Chinese)

[34] 邢洁洁,谢定进,杨然兵,等. 基于 YOLO v5s 的农田垃圾轻量化检测方法[J]. 农业工程学报,2022,38(19):153-161.
XING Jiejie, XIE Dingjin, YANG Ranbing, et al. Lightweight detection method of farmland waste based on YOLO v5s [J]. Transactions of the CSAE,2022,38(19):153-161. (in Chinese)

[35] CHEN J, LIU H, ZHANG Y, et al. A multiscale lightweight and efficient model based on YOLO v7: applied to citrus orchard [J]. Plants, 2022, 11: 3260.

[36] ANMOL P, RAKESH C B. Enhancement of license plate recognition performance using xception with Mish activation function [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(11): 16793-16815.

[37] LI Z, JIANG X, JIA X, et al. Classification method of significant rice pests based on deep learning[J]. Agronomy, 2022, 12: 2096.